

УДК 004.032.26;620.91

## ПРОГНОЗУВАННЯ ІНТЕНСИВНОСТІ СОНЯЧНОГО ВИПРОМІНЮВАННЯ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

**Басок Б.І.<sup>1</sup>**, член-кореспондент НАН України, докт. техн. наук, **Новіцька М.П.<sup>1</sup>**, канд. техн. наук, **Кравченко В.П.<sup>2</sup>**, докт. техн. наук, професор

<sup>1</sup>Інститут технічної теплофізики НАН України, вул. Булаховського, 2, Київ, 03164, Україна

<sup>2</sup>Одеський національний політехнічний університет, проспект Шевченка, 1, Одеса, 65044, Україна

<https://doi.org/10.31472/tpe.2.2021.7>

В роботі розглянуто короткострокове прогнозування інтенсивності сонячного випромінювання в м. Одеса на основі штучної нейронної мережі. Нейронну мережу було навчено на експериментальних даних наземної метеостанції (Davis 6162EU), яка встановлена на даху навчального корпусу Одеського національного політехнічного університету. Наведено результати, які навчена мережа дала при прогнозуванні в рамках бази наявних даних та поза нею. Проведено аналіз відхилення між реальними та прогнозованими даними. Оцінка досконалості штучної нейронної мережі показала її ефективність в передбаченні інтенсивності сонячного випромінювання.

В работе рассмотрено краткосрочное прогнозирование интенсивности солнечного излучения в г. Одеса на основе искусственной нейронной сети. Нейронная сеть была обучена на экспериментальных данных наземной метеостанции (Davis 6162EU), которая установлена на крыше учебного корпуса Одесского национального политехнического университета. Приведены результаты, которые обученная нейронная сеть дала при прогнозировании в рамках базы данных и вне ее. Проведен анализ отклонения между реальными и прогнозируемыми данными. Оценка точности искусственной нейронной сети показала ее эффективность в прогнозировании интенсивности солнечного излучения.

The paper considers short-term forecasting of the intensity of solar radiation in the city of Odessa based on an artificial neural network. The neural network was trained on the experimental data of the ground weather station (Davis 6162EU), which is installed on the roof of the educational building of the Odessa National Polytechnic University. The results which the trained neural network gave during forecasting within the framework of the database and outside it are given. The deviation between real and forecast data is analyzed. Evaluation of the accuracy of an artificial neural network has shown its effectiveness in predicting the intensity of solar radiation.

Бібл. 9, табл. 1, рис. 6.

**Ключові слова:** штучні нейронні мережі, інсоляція, інтенсивність сонячного випромінювання, прогнозування, відновлювальні джерела енергії.

$E$  – інсоляція;

$I$  – інтенсивність сонячного випромінювання;

$N$  – кількість точок;

$S$  – квадратичне відхилення прогнозованих даних від експериментально виміряних;

$x$  – значення параметру;

$\tau$  – час.

**Нижні індекси:**

шнм – штучна нейронна мережа;

норм – нормалізоване.

У зв'язку із проблемами глобального потепління [1] велика кількість країн в своїх енергетичних стратегіях намагаються збільшити кількість відновлювальних джерел енергії. Однак одним із найбільших ускладнень в роботі таких систем є їх залежність від кліматичних чи погодних умов. Тому при експлуатації систем на основі відновлювальних джерел, таких як інсоляція та вітрові потоки необхідне короткострокове прогнозування для вчасного включення в роботу балансуючих потужностей електричної системи.

Останнім часом, окрім традиційних методів моделювання, для вирішення цих задач використовують штучні нейронні мережі. Штучні нейронні мережі –

це інструмент моделювання та прогнозування, що широко прийнятий як альтернативний спосіб вирішення складних та невизначених задач. Техніка моделювання з використанням штучної нейронної мережі пропонує рішення для розробки більш узагальненої моделі для прогнозування великих масивів різних експериментальних даних, наприклад, при використанні кліматичних та метеорологічних параметрів. Моделювання реальних об'єктів навколишнього світу, як правило, супроводжується значними труднощами, які виникають ще на етапі постановки задачі [2].

В літературі можна зустріти статті, які використовують штучні нейронні мережі як інструмент для прогнозування у відновлювальній енергетиці, наприклад

для прогнозування сонячного випромінювання [3, 4], швидкості вітру [5], сукупного попиту на електричну енергію [6] та ін. Крім того, огляд робіт із використання штучних нейронних мереж у відновлюваній енергетиці, наявних до 2000 року, наведено в [7].

Метод прогнозування на основі штучних нейронних мереж, що дозволяє дуже короткострокове (10 хвилин) прогнозування інтенсивності сонячного випромінювання представлено в роботі [3]. Там представлена штучна нейронна мережа, яка навчена на базі даних Euskalmet. Показано, що точність, з якою штучна нейронна мережа прогнозує інтенсивність сонячного випромінювання, є достатньо високою, щоб з її допомогою можна було миттєво контролювати microgrid-систему.

Оцінці ресурсного потенціалу сонячної електроенергетики у Одеській області присвячена монографія [8]. В роботі, крім іншого, наведено вимірювання інсоляції в Одеській області, сучасні моделі інсоляції та результати розрахунків інсоляції для районів Одеської області.

Метою даної роботи є спроба короткострокового прогнозування (1 година, 1 доба) інтенсивності сонячного випромінювання в м. Одеса на основі штучної нейронної мережі, яку було навчено на експериментальних даних наземної метеостанції.

Методику, що застосована в даній роботі, розроблено на основі роботи [3]. Вона складається з чотирьох основних кроків: моніторинг, моделювання, валідація та оцінка. Моніторинг проведено за допомогою великого масиву річних неперервних даних різних параметрів інсоляції на горизонтальній поверхні, отриманих за допомогою метеостанції Davis 6162EU,

яка встановлена на даху головного навчального корпусу Одеського національного політехнічного університету [9]. Зокрема, були проаналізовані дані значень інтенсивності сонячного випромінювання за 2016 рік (з 01.01.16 по 31.12.16). Дані реєструвались із інтервалом у 1 годину, загалом було отримано 8760 значень кожного із 26 метеопараметрів.

Так як метою роботи є короткострокове прогнозування інтенсивності сонячного випромінювання, тому у якості параметрів моделі було задано інтенсивність сонячного випромінювання попередніх 24 годин, тобто попередньої доби. Враховуючи те, що інтенсивність сонячного випромінювання варіюється в залежності від пори року (рис. 1), тому масив даних було поділено на сезони. Дані було позначено наступним чином: (1) – зима, (2) – весна, (3) – літо, (4) – осінь.

Також враховувалась тривалість світового часу доби впродовж всього року вимірювань (рис. 1). Було проведено аналіз кореляції тривалості світового дня із інсоляцією впродовж дня (рис. 2). Наближення коефіцієнту кореляції до +1 чи -1 показує наявність позитивної чи негативної лінійної кореляції масивів даних. Наближення до 0 свідчить про відсутність лінійної кореляції даних. Між інсоляцією та довжиною дня існує позитивна кореляція. Коефіцієнт кореляції Пірсона між цими двома величинами дорівнює 0,85. У зв'язку з цим наступний вхідний параметр штучної нейронної мережі поділив день на періоди наступним чином: (1) – ніч, від 0 до 6 ранку, (2) – ранок, від 6 до 12, (3) – день, від 12 до 18, (4) – вечір, від 18 до 23 години доби. В якості реперних точок вибирались характерні доби пори року – весняне

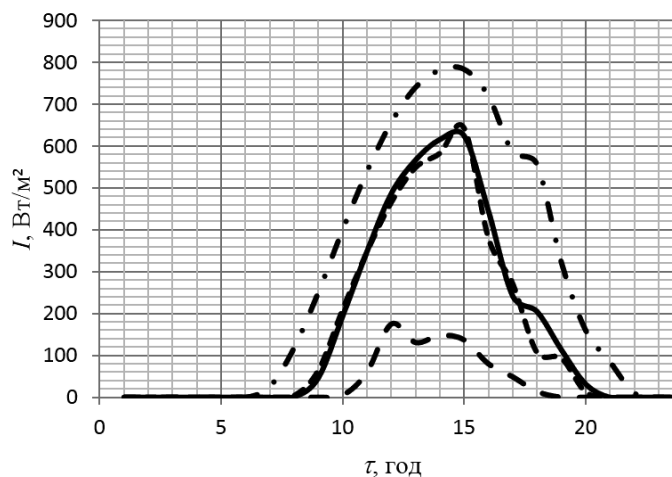
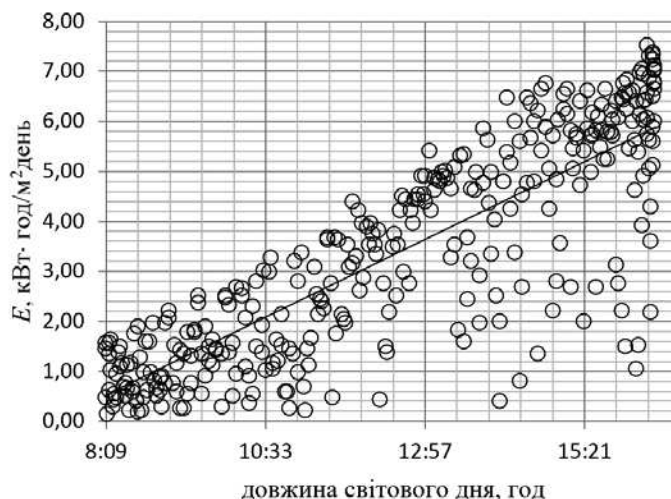


Рис. 1. Залежність інтенсивності сонячного випромінювання від часу характерних діб 2016 р.: ————— – 20 березня, — — — — — – 20 червня, - - - - - – 22 вересня, — — — — — – 21 грудня



**Рис. 2. Кореляція між інсоляцією впродовж дня та довжиною світлового дня**

Таблиця 1. Коефіцієнти кореляції Пірсона деяких характерних днів, для визначення залежності між температурою, тиском, вологістю повітря та інтенсивністю сонячного випромінювання

| Дата     | Тиск  | Температура повітря | Вологість повітря |
|----------|-------|---------------------|-------------------|
| 20.03.16 | -0,01 | 0,55                | 0,61              |
| 20.06.16 | 0,59  | 0,4                 | -0,24             |
| 22.09.16 | 0,11  | 0,58                | -0,43             |
| 21.12.16 | 0,53  | -0,24               | -0,11             |

та осіннє рівнодення, зимове та літнє сонячне проти-стояння, причому вибирались найближчі дні, коли хмарність неба була відсутня, а інсоляція, відповідно, максимальною із практично нормальним розподілом впродовж світлового дня.

Так як ціллю є визначення інтенсивності сонячного випромінювання, то також було проведено аналіз кореляції цього параметру із іншими показниками, такими як температура, тиск та вологість повітря. Результати кореляції цих параметрів для декількох днів наведено в таблиці 1. На рис. 3. представлено коефіцієнти кореляції для температури, тиску та вологості із інтенсивністю сонячного випромінювання. Із рис. 3 та табл. 1 можна зробити висновок, що коефіцієнти кореляції значно варіюються в залежності від дня.

Стосовно кореляції тиску та інтенсивності сонячного випромінювання (рис. 3 а) зауважимо, що зв'язок між цими двома параметрами відсутній, так як значення майже рівномірно розподілені з обох сторін від нуля, тому цей параметр не використовувався в моделі. Щодо кореляції температури із інтенсивністю сонячного випромінювання (рис. 3 б), то є певна позитивна кореляція, однак вона не стабільна. Тобто із 365 днів лише 254 показали стійку відповідність

коефіцієнту кореляції, вищим за 0,5. Із цієї причини прийнято рішення теж не додавати цю величину у якості параметра в модель штучної нейронної мережі. Стосовно кореляції вологості повітря і інтенсивності сонячного випромінювання (рис. 3 в) є видима негативна кореляція, але вона також не стабільна. Із 365 днів стійкий зв'язок спостерігається лише у 201 випадках доби. Тому ця кореляція теж не використовувалась в моделі у якості параметра.

Для аналізу в якості вхідних даних моделі штучної нейронної мережі було задано вектор із 26 значень та тільки одне вихідне значення, а саме інтенсивність сонячного випромінювання. Першим із цих значень був сезон, другим – період дня. Наступні 24 значення, нормалізовані (на максимальне значення інтенсивності сонячного випромінювання за сезон) дані за попередню добу.

Моделювання, валідація та тестування експериментальних даних виконувались за допомогою програмного пакету MATLAB, а саме Neural Network Toolbox, що містить інструменти MATLAB для проектування, впровадження, візуалізації та імітації нейронних мереж. У роботі використовувалась в розрахунках версія MATLAB (R2016a) та модель Ле-

венберга-Маркватта. В моделі був присутній один прихований шар та 10 нейронів. Масив даних, що аналізувався, розбивався у пропорції 70%, 15%, 15% для навчання нейронної мережі, її валідації та тестування відповідно.

Порівняння фактичного та прогнозованої штучною нейронною мережею інтенсивності сонячного випромінювання показано на рис. 4.

Показник відхилення  $S$ , заданий виразом

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x'_i)^2} \quad (1)$$

було використано для аналізу розбіжності між реальними експериментальними та прогнозованими

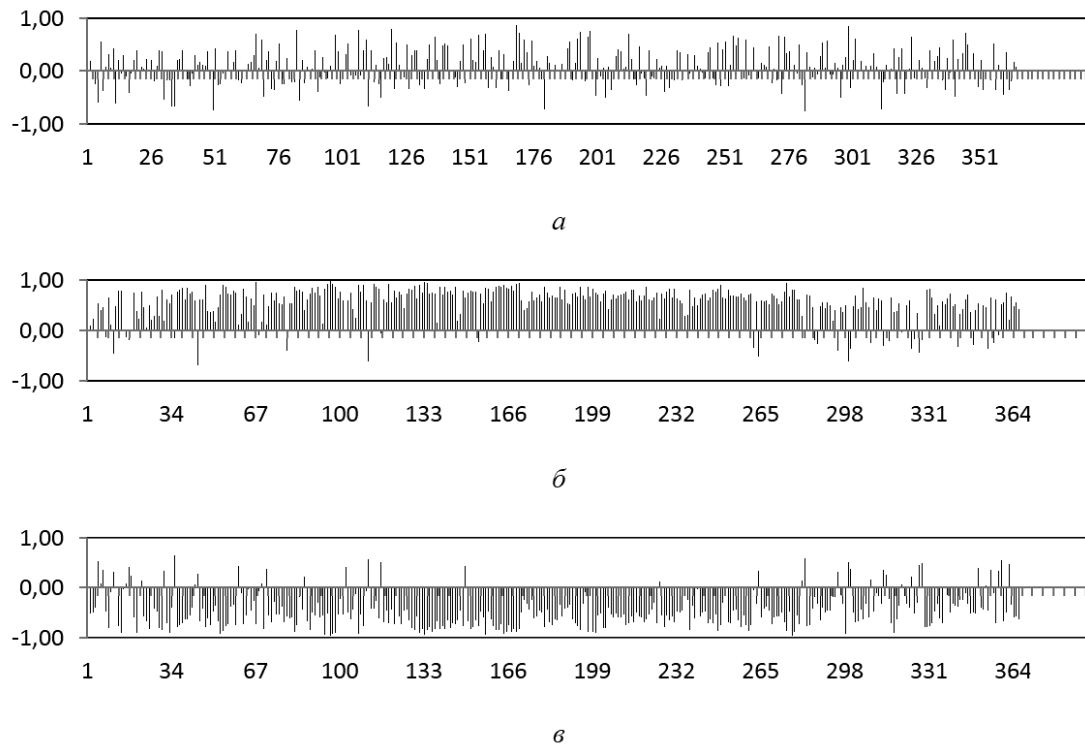


Рис. 3. Коефіцієнти кореляції: а – тиску; б – температури; в – вологості повітря із величиною інтенсивності сонячного випромінювання

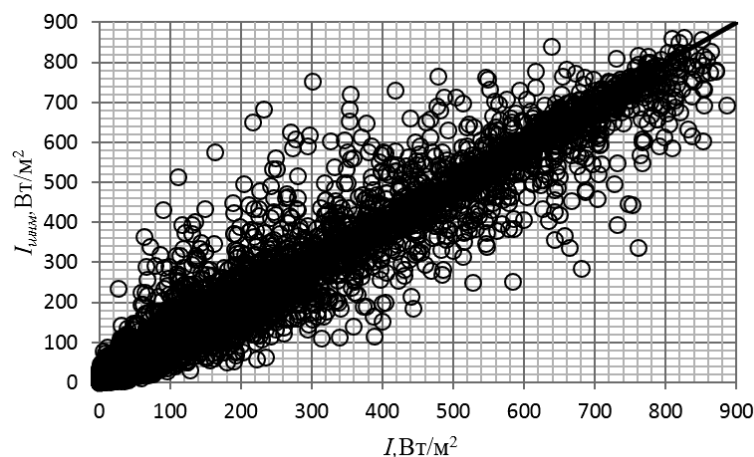
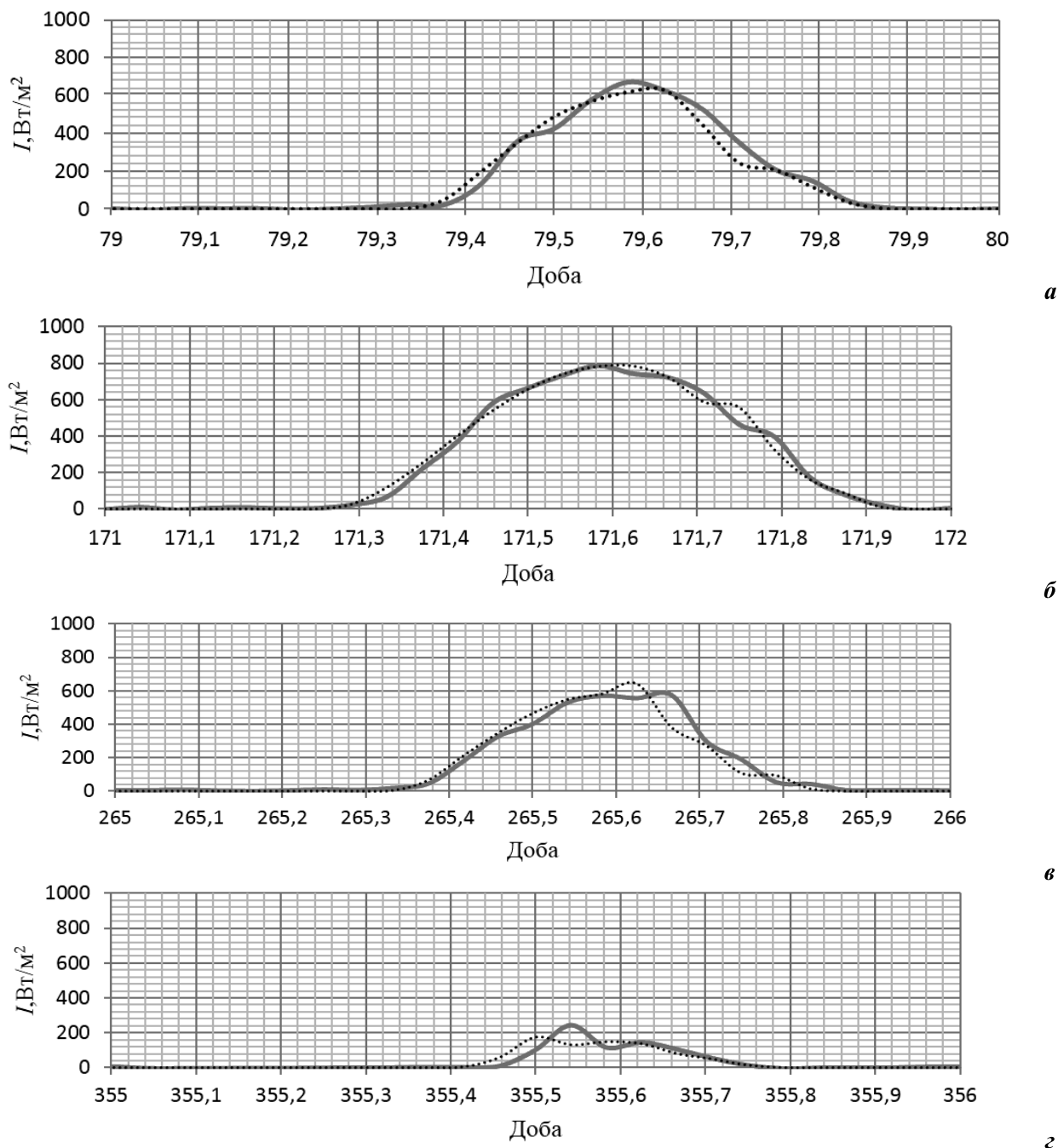


Рис. 4. Порівняння фактичної та прогнозованої штучною нейронною мережею інтенсивності сонячного випромінювання

даними, де  $x_i$  – експериментальні значення,  $x_i'$  – прогнозовані штучною нейронною мережею значення,  $N$  – кількість прогнозованих точок.

При застосуванні методики роботи [3] до обробки і аналізу експериментальних даних розрахований показник  $S$  для всього масиву склав 46,11 Вт/м<sup>2</sup>.

Рис. 5а відображає результат, який навчена мережа дала при прогнозуванні в рамках бази даних із 01 січня по 25 грудня 2016 р. Реальні вимірювання інтенсивності сонячного випромінювання даються розривною лінією, значення, передбачені нейронною мережею, подаються неперервною лінією.



**Рис. 5. Прогнозування інтенсивності сонячного випромінювання в м. Одеса за допомогою штучних нейронних мереж а – 20 березня, б – 20 червня, в – 22 вересня, г – 21 грудня. — — — — дані наземної метеорологічної станції, що встановлена на даху Одеського національного політехнічного університету [9]; ————— прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі**

Для оцінки досконалості навченої штучної нейронної мережі, її ефективність перевіряли за допомогою формули (1). Показник  $S$ , розрахований для днів приведених на рис. 5 а-г, склав 36,55 Вт/м<sup>2</sup>, 32,47 Вт/м<sup>2</sup>, 50,86 Вт/м<sup>2</sup> та 30,60 Вт/м<sup>2</sup> відповідно. На рис 5б відображено майже безхмарний день. Із рис. 5, можна зробити висновок, що чим більше часовий періодів із хмарністю, тим вищою буде похибка мережі.

Після завершення процесу навчання мережі та аналізу відхилення між реальними та прогнозованими даними в роботі зроблено спробу спрогнозувати інтенсивність сонячного випромінювання поза масивом даних. На рис. 6 наведено прогноз мережі для двох днів року, які не було включено для навчання штучної нейронної мережі. Показник  $S$ , розрахований для 26 грудня 2016 року, дня склав 13,03 Вт/м<sup>2</sup>, а для 27 грудня 2016 року 9,44 Вт/м<sup>2</sup>. Можна зробити висновок, що штучна нейронна мережа прогнозує із достатньою точністю навіть поза межами масиву даних обраного для її тренування.

### Висновки

Штучні нейронні мережі можна використовувати для прогнозування в задачах і в практиці використання відновлювальної енергетики, зокрема для передбачення обсягів електрогенерації на добу вперед, що вкрай важливо для стійкого функціонування об'єднаної енергетичної системи України.

Для прогнозування параметрів на основі штучних нейронних мереж потрібні базові дані, що представляють опис реальної системи, в постановці даної задачі це річні метеорологічні дані, що щодобово отримані з високої точністю та сквапністю вимірювань наприклад, одне вимірювання кожного параметру в одну годину, а то і частіше.

Оцінка досконалості штучної нейронної мережі показала її ефективність в передбаченні інтенсивності сонячного випромінювання, розбіжність між прогнозованими і реальними даними для кінця грудня (коли найменша інсоляція) не перевищувала 10%.

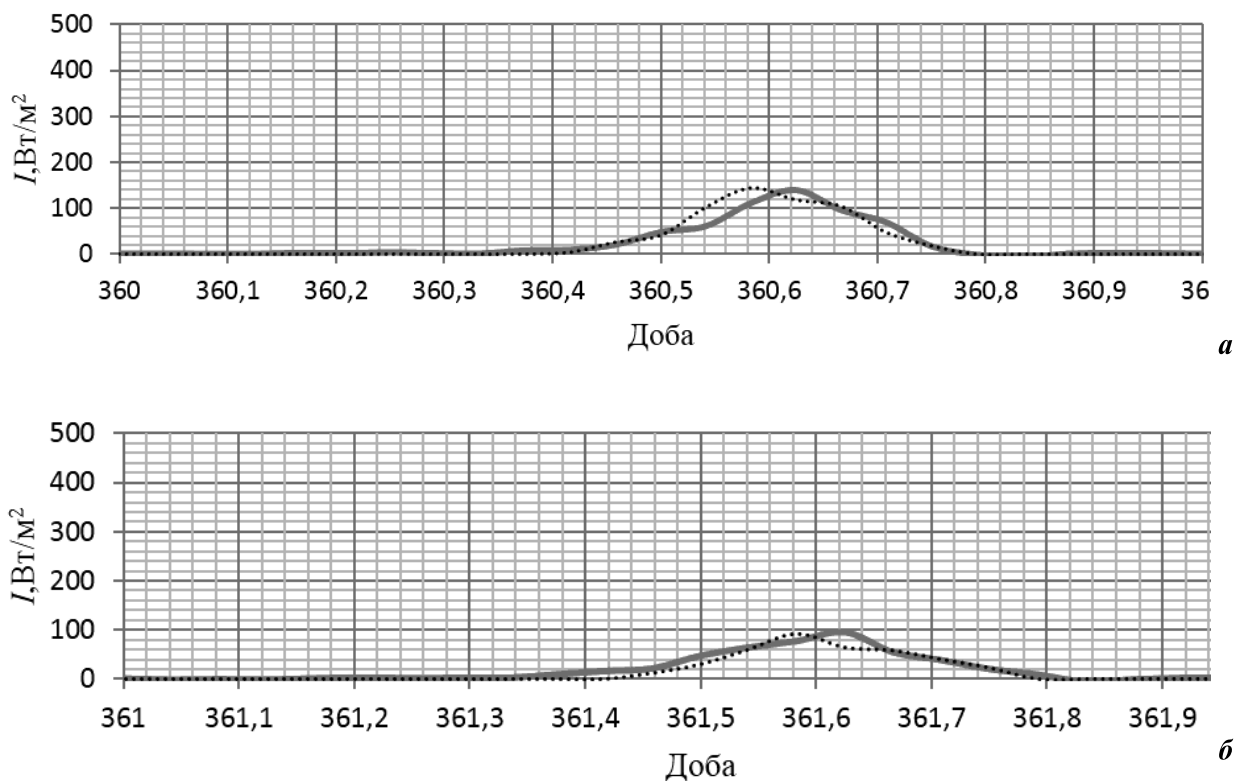


Рис. 6. Прогнозування інтенсивності сонячного випромінювання в м. Одеса за допомогою штучних нейронних мереж а – 26 грудня, б – 27 грудня 2016р. — — — — — дані наземної метеорологічної станції, що встановлена на даху Одеського національного політехнічного університету [9]; ————— прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі

## ЛІТЕРАТУРА:

1. Басок Б.І., Базеев Є.Т., Дубовський С.В. Про проблему адаптації комунальної енергетики до глобального потепління (огляд). Теплофізика та теплоенергетика. 2020. №2 (42). С. 48-59. <https://doi.org/10.31472/tpe.2.2020.5>
2. М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко. Штучні нейронні мережі: обчислення. Праці Інституту математики НАН України. – Т.50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с.
3. *Fermin Rodríguez, Alice Fleetwood, Ainhoa Galarza, Luis Fontán.* Predicting solar energy generation through artificial neural networks using weather forecasts for microgrid control. Renewable Energy. 2018. Vol.126. P. 855-864. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.03.070>.
4. *Hameed W.I., Sawadi B.A., Al-Kamil S.J., Al-Radhi M.S., Al-Yasir Y.I.A., Saleh A.L., Abd-Alhameed R.A.* Prediction of Solar Irradiance Based on Artificial Neural Networks. Inventions. 2019. №3 (Vol. 4) 45. <https://doi.org/10.3390/inventions4030045>
5. *Ümmühan Başaran Filik, Tansu Filik.* Wind Speed Prediction Using Artificial Neural Networks Based on Multiple Local Measurements in Eskisehir. Energy Procedia. 2017. Volume 107. P. 264-269. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.12.147>.
6. *Hernández Luis, Baladrón Carlos, Aguiar Javier M., Calavia Lorena, Carro Belén, Sánchez-Esguevillas Antonio, García Pablo, Lloret Jaime.* Experimental Analysis of the Input Variables' Relevance to Forecast Next Day's Aggregated Electric Demand Using Neural Networks. Energies. 2013. 6, N6. P. 2927-2948. <https://doi.org/10.3390/en6062927>
7. *Soteris A. Kalogirou.* Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2001. Volume 5, Issue 4. P. 373-401. [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(01\)00006-5](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(01)00006-5)
8. Басок Б.І., Веремійчук Ю.А. Оцінка ресурсного потенціалу сонячної електроенергетики у Одеській області. Київ. Видавничий дом «Каліта». 2018. 250 с.
9. Кравченко В.П., Кравченко Є.В., Бондар І.В. Інструментальне визначення інсоляції в районі м. Одеси. Енергетика: економіка, технології, екологія : науковий журнал. 2016. № 1 (43). С. 20–27.

# FORECASTING THE INTENSITY OF SOLAR RADIATION BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

**Basok B.I.**<sup>1</sup>, Corresponding Member of NAS of Ukraine,  
**Novitska M.P.**<sup>1</sup>, Candidate of Science (Engineering),  
**Kravchenko V.P.**<sup>2</sup>, Doctor of Engineering Science,  
 Professor

<sup>1</sup>*Institute of Engineering Thermophysics of the National Academy of Sciences of Ukraine, vul. Bulakhovs'koho, 2a, Kyiv, 03057, Ukraine*

<sup>2</sup>*Odesa National Polytechnic University, Shevchenko Ave, 1, Odesa, 65044, Ukraine*

<https://doi.org/10.31472/tpe.2.2021.7>

The paper considers short-term forecasting of the intensity of solar radiation in the city of Odessa based on an artificial neural network. The artificial neural network was trained on the experimental data of the ground weather station (Davis 6162EU), which is installed on the roof of the educational building of the Odessa National Polytechnic University. Modeling, validation, and testing of experimental data were performed using the MATLAB software package, namely Neural Network Toolbox. The Levenberg-Markwatt model is used in this work. The analyzed data set was divided into proportions of 70%, 15%, 15% for neural network training, its validation, and testing, respectively. The results which the trained neural network gave during forecasting within the framework of the database and outside it are given. The deviation between real and forecast data is analyzed. The root-mean-square error on December 26, 2016 was 13.03 W / m<sup>2</sup>, and on December 27, 2016 - 9.44 W / m<sup>2</sup> when forecasting outside the database. Evaluation of the accuracy of an artificial neural network has shown its effectiveness in predicting the intensity of solar radiation. To predict parameters based on artificial neural networks, experimental data that describe a real system are needed. Artificial neural networks, like other approximation methods, have both advantages and disadvantages.

References 9, table 1, figures 6.

**Key words:** artificial neural network, insolation, solar radiation intensity, forecasting, renewable energy sources.

1. *Basok, B., Baseyev, Y., Dubovskoy, S.* [ON THE PROBLEM OF ADAPTATION OF COMMUNAL ENERGY TO GLOBAL WARMING (REVIEW).] *Teplofizika ta Teploenergetika* [Thermophysics and Thermal Power Engineering]. 2020. 42(2). 48-59. <https://doi.org/10.31472/tpe.2.2020.5> (ukr)

2. *M.A. Novotarskii, B.B. Nesterenko.* [Artificial neural network: computation] *Pratsi Instytutu matematyky NAN Ukrainy* [Proceedings of the Institute of mathematics NAS of Ukraine], Vol.50. Kyiv: Institute of mathematics NAS of Ukraine. 2004. 408 c.(ukr)

3. *Fermin Rodríguez, Alice Fleetwood, Ainhoa Galarza, Luis Fontán.* Predicting solar energy generation through artificial neural networks using weather forecasts for microgrid control. *Renewable Energy*. 2018. Volume 126. P. 855-864, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.03.070>.

4. *Hameed W.I., Sawadi B.A., Al-Kamil S.J., Al-Radhi M.S., Al-Yasir Y.I.A., Saleh A.L., Abd-Alhameed R.A.* Prediction of Solar Irradiance Based on Artificial Neural Networks. *Inventions*. 2019. N3(4), 45. <https://doi.org/10.3390/inventions4030045>

5. *Ümmühan Başaran Filik, Tansu Filik.* Wind Speed Prediction Using Artificial Neural Networks Based on Multiple Local Measurements in Eskişehir. *Energy Procedia*. 2017. Vol.107. P. 264-269. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.12.147>.

6. *Hernández Luis, Baladrón Carlos, Aguiar Javier M., Calavia Lorena, Carro Belén, Sánchez-Esguevillas Antonio, García Pablo, Lloret Jaime.* Experimental Analysis of the Input Variables' Relevance to Forecast Next Day's Aggregated Electric Demand Using Neural Networks. 2013. *Energies* 6, no. 6. P. 2927-2948. <https://doi.org/10.3390/en6062927>

7. *Soteris A. Kalogirou.* Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2001. Volume 5, Issue 4. P. 373-401. [https://doi.org/10.1016/S1364-0321\(01\)00006-5](https://doi.org/10.1016/S1364-0321(01)00006-5)

8. *Basok B.I., Veremiichuk Yu.A.* [Resource potential estimation of solar power generation in Odessa region] Kyiv, Vidavnychii dim "Kalita" [Publishing house "Kalita"]. 2018. 250 p. (Ukr)

9. *Kravchenko, V.P., Kravchenko I.V., Bondar I.V.* [Instrumental determination of insolation for city Odessa] *Enerhetika: ekonomika, tekhnologii, ekolohiia* [Power engineering: economics, technique, ecology]. 2016. № 1 (43). p. 20–27. (Ukr)

Отримано 29.04.2021

Received 29.04.2021